

Time-multiplexing과 바이오 피드백을 이용한 EEG기반 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템

배일한 · 반상우 · 이민호[†]

EEG Based Brain-Computer Interface System Using Time-multiplexing and Bio-Feedback

Il-Han Bae, Sang-Woo Ban, and Minho Lee[†]

Abstract

In this paper, we proposed a brain-computer interface system using EEG signals. It can generate 4 direction command signal from EEG signals captured during imagination of subjects. Bandpass filter used for preprocessing to detect the brain signal, and the power spectrum at a specific frequency domain of the EEG signals for concentration status and non-concentration one is used for feature. In order to generate an adequate signal for controlling the 4 direction movement, we propose a new interface system implemented by using a support vector machine and a time-multiplexing method. Moreover, bio-feed back process and on-line adaptive pattern recognition mechanism are also considered in the proposed system. Computer experimental results show that the proposed method is effective to recognize the non-stational brain wave signal.

Key Words : brain-computer interface, EEG, support vector machine

1. 서 론

인간의 두뇌로부터 계속된 신호를 컴퓨터를 이용하여 직접 처리하고, 계속된 신호를 다양한 목적으로 이용하는 뇌-컴퓨터 인터페이스(brain-computer interface: BCI)에 관한 연구가 최근에 활발히 이루어지고 있다^[1-4]. BCI는 뇌에서 발생하는 뇌파 신호의 해석 및 분석을 통하여 뇌와 컴퓨터 간에 통신 채널을 형성함으로써 사람이 입, 눈, 손등의 근육 움직임을 통하지 않고 자기의 의사나 감정과 같은 정보를 전달할 수 있도록 하는 인터페이스 방법이다. 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템은 대화 매체로 뇌파를 이용함으로써 신체적 불편함으로 인해 정상적인 대화가 불가능한 장애인들에게 대화의 수단을 제공하고 컴퓨터와 휠체어 등을 조작할 수 있도록 도와주는 중요한 역할을 수행할 수 있다.

뇌-컴퓨터 인터페이스를 포함해서 사람과 컴퓨터간의 직접적인 정보 교환을 위한 인간-컴퓨터 인터페이스(human computer interface)를 위한 방법으로 눈 주위의 전위신호(electrooculogram, EOG)나 근전도(electromyogram, EMG)등을 이용하는 방법도 있으나, 이러한 방법들은 전극 부착 위치의 제약에 따른 사용자의 불편함과 인간의 신체에서 발생하는 다양한 신호원들 중 일부만을 이용함에 따른 응용의 제한성 등이 문제가 된다^[10].

객관적, 비침습적, 연속적으로 간단하게 대뇌기능을 평가할 수 있는 검사법으로 현재 대뇌기능 평가법에서 가장 우수한 검사법으로 알려져 있는 뇌파(electroencephalogram, EEG)는 사람의 정신 활동 상태에 따라 다르게 나타나는 뇌 신경세포의 전기적 활동을 두뇌로부터 측정된 전위 신호로서, 이를 이용한 BCI 연구가 많이 진행되고 있다^[2-4]. 한편, 뇌 자기장 검출에 의한 MEG(magneto encephalography), 혈액의 헤모글로빈의 산소함유량의 변화를 검출하는 fMRI(functional magnetic resonance imaging), 방사성포도당을 혈액에 주입

경북대학교 전자전기공학부(School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook National University, Teagu 702-701, Korea)

[†] Corresponding author: mhlee@knu.ac.kr

(Received : September 22, 2003, Accepted : March 26, 2004)

하여 양전자의 쌍이 소멸 발생하는 감마선의 검출에 의한 PET(position emission tomography), 전산화단층촬영(computer tomography)의 영상 진단법 등도 뇌파와 마찬가지로 머리의 절개 없이 뇌 활동 상태를 검출할 수 있다는 장점이 있다. 하지만, MRI나 PET 방법은 뇌의 인지과정을 시간적으로 충분히 따라가지 못하기 때문에 EEG와 MEG 검사가 우세하다. 한편 MEG 검사 장비는 매우 고가이고, MEG 해석 결과와 EEG 신호 분석 결과에 큰 차이가 없음을 보고 되고 있기 때문에 EEG에 의한 인지 영역 추적연구가 중요하게 부각되고 있다¹⁰⁾.

이와 같은 특성을 갖는 EEG 신호를 이용한 BCI 연구에는 event related potential(ERP)의 요소들 중 P300을 이용하거나, μ 와 β 리듬을 이용하는 연구 또는 slow cortical potential(SCP)등을 이용한 특징 추출을 이용한 뇌파 인식 방법들이 소개되고 있다^{2,5,6)}. 한편, 사람 신체의 특정 부위의 근육 움직임을 발생시켰을 때 근육 움직임의 상상을 하였을 때 μ 파 주파수 영역에서 나타나는 뇌파의 비동기 현상으로 주파수는 증가하는 대신 뇌파의 진폭이 상대적으로 줄어드는 event related desynchronization(ERD) 현상 검출을 통한 뇌 활동 인식 연구도 수행되어 왔다. 그러나, 이러한 방법들은 특징 추출 시점 결정에 있어 일관성을 찾기가 힘들고, 사람마다 상당한 차이를 보이는 뇌파의 특성을 충분히 고려하기 어렵기 때문에 실제 시스템에서는 뇌 활동에 대한 인식 성능이 좋지 못하다.

본 연구에서는 사람이 정신 집중을 할 때와 집중을 하지 않을 때 뇌파의 주파수 영역별 파워 값에 특성 차이를 보인다는 뇌파에 대한 이해를 토대로 피험자의 집중, 비집중시 뇌파를 사람의 정신 활동과 밀접한 관계가 있는 Fp1 전극 위치에서 반복적으로 뇌파를 측정하여, 파워 값의 뚜렷한 차이를 보이는 주파수 대역을 피험자별로 구하였다. 특정 주파수 대역에서 측정된 뇌파 신호의 파워 값을 두 클래스 분류 문제에 가장 우수한 성능을 갖는 SVM(support vector machine) 신경회로망을 이용하여 뇌파를 집중, 비집중 두 클래스로 분류하는 인식을 구현하였다. 그리고, 4방향 제어를 위한 뇌파의 4클래스 분류 인식을 구현을 위해 집중, 비집중 2클래스 인식 문제를 연속적으로 적용하는 time multiplexing 기법을 제안하였다. 실험 초기에는 off-line으로 데이터를 얻어 특정 주파수 영역 대에서의 특성을 구하여 SVM을 이용한 패턴인식 방법으로 인식을 구성하고, 인식기의 성능 검증 후에는 집중, 비집중에 대한 패턴 인식 성능 향상을 위해 반복 실험을 통해 얻어지는 새로운 데이터의 특성을 실시간으로 반영

하는 on-line 형태의 인식이 구현과 인식결과를 피험자에게 피드백 시켜 피험자의 뇌 활동이 원하는 뇌파 신호를 발생시키도록 학습하는 operant conditioning 인식 방법을 통합한 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템을 구현하였다.

다음 2장에서 BCI를 위한 EEG 신호 측정 및 전처리 과정을 설명하고, support vector machine과 time multiplexing 기법을 이용한 인식이 구성에 대해 설명한다. 3장에서는 구현한 시스템을 이용한 실험 결과로 기술하고, 4장에서 결론을 맺는다.

2. BCI 시스템

2.1. EEG 신호 측정 및 분석

일반적인 뇌파 측정에는 32채널 또는 64채널 이상의 센서를 두피에 붙이고, 특정 자극에 따른 두뇌작용을 관찰한다. 다음 그림 1은 international 10-20 시스템 상 전극 배치도 및 운동영역 피질도를 나타낸 것이다.

본 연구에서는 사람이 집중적으로 특정 근육의 움직임을 상상 할 때를 집중 상태라 하고, 그렇지 않고 특별한 정신활동을 하지 않는 휴식 상태나, 어느 한 가지에 집중하기 어려운 공포스러운 것을 상상할 때를 비집중 상태로 설정 하였다. 뇌파를 측정하는 전극의 위치를 결정하기 위해 T4, Cz, C3, C4, Fp1, Fp2 등의 위치에 전극을 부착하고 반복적인 실험을 수행하였다. 뇌파의 특성 중 사람 인체의 근육 일부분을 움직일 때와 그 움직임을 상상할 때 뇌파의 발생 위치와 특성이 유사하다고 알려져 있다. 또한, 그림 1의 운동영역 피질도에서 보이는 것처럼 세밀한 제어가 요구되는 근육의 움직임을 담당하는 운동 영역 피질 부위의 면적이 상대적으로 다른 부위를 담당하는 운동 영역 피질 부위 보다 넓은 면적을 차지한다¹¹⁾. 이는 신경생리학적으로 잘 알려진 것으로 세밀한 제어가 요구되는 혀, 발,

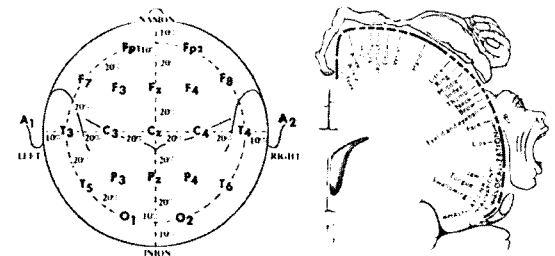


그림 1. International 10-20 시스템 상 전극 배치도 및 운동영역 피질도

Fig. 1. International 10-20 electrode position map and motor cortex map.

손에 대응되는 피질 영역이 가장 넓은 면적을 차지하고 그렇지 않은 다리 부분등은 작은 영역을 차지한다. 이를 바탕으로 집중 상태의 mental task로 혀, 발, 좌, 우 손의 움직임을 상상하게 하고, 이때 그림 1 운동영역 피질도에서 혀, 발, 좌, 우 손의 움직임과 관련된 영역인 T4, Cz, C3, C4의 위치에 전극을 부착하여 뇌파 신호를 측정하였다. 이것은 다른 부위에 비해 더 많은 신경활동 신호를 발생시킬 가능성이 높아 측정이 다른 부위에 비해 상대적으로 용이하기 때문이다. 한편, 인간의 고등한 정신기능과 관련이 깊고 수의적 동작을 질서 있게 전개하는 능동적 사고와 관련한 정신활동이 이루어지는 전두엽의 위치 Fp1, Fp2에도 전극을 부착하였다. 이는 사람이 특정 근육의 움직임을 집중적으로 상상하는 것은 고등한 정신 기능은 아니지만, 상당한 집중이 요구되는 정신활동이라 할 수 있다. 반면, 명한 휴식 상태 등은 비 집중 상태로서 집중적인 정신활동이 요구되지 않으므로, 특정 근육의 움직임을 상상하게 할 때와 같은 집중 상태일 때와는 다른 뇌 활동 특성을 보일 것이다. 따라서, 정신활동과 관련된 Fp1, Fp2 전극 위치에서 측정된 뇌파는 집중 상태와 비집중 상태 시에 상이한 특성을 보일 가능성이 높다. 이상의 근거를 토대로 뇌파를 측정할 6개의 전극 위치를 결정하였다. 한편, 컷볼에 전극을 부착하여 정신상태에 따른 뇌파의 기준 전위로 두고 측정 하였다. 실제 뇌파 측정 실험에서는 피험자마다 좋은 신호 특성을 보이는 상상의 종류가 상이하여, 6개의 전극 위치 중에 Fp1과 Fp2는 공통으로 부착하고, 나머지 전극 위치는 피험자의 특성에 따라 C3, C4나 Cz, T4의 위치의 전극을 사용하였다. 집중 상태의 mental task로 제시된 혀, 발, 좌우 손의 움직임 상상 중, 좌우 손의 움직임 상상 시에 좋은 신호 특성을 보이는 피험자의 경우 이에 대응되는 C3, C4를 나머지 전극 위치로 정하여 실험을 수행하였고, 혀, 발의 움직임 상상 시에 좋은 신호 특성을 갖는 피험자의 경우 Cz, T4를 나머지 전극 위치로 정하고, 뇌파를 측정하였다. 따라서, 집중 상태에 요구되는 mental task도 그에 해당하는 근육의 움직임을 상상하게 하였다. 한편, 일상적인 환경에서 동작하는 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템 구현을 목적으로 실험 공간은 암실이나 특수한 방음 처리가 된 제약된 환경에서 실험을 하지 않고 그림 2와 같이 피험자와 실험을 모니터링하는 사람 사이에 간단한 칸막이 정도만을 설치하여 일반 연구실 환경에서 수행하였다.

뇌파의 신호가 매우 미약하여 주위 상황의 변화에 민감하게 반응하므로 움직임에 의해 발생하는 EMG 신호를 최소화하기 위하여 operator에 의해 컴퓨터를

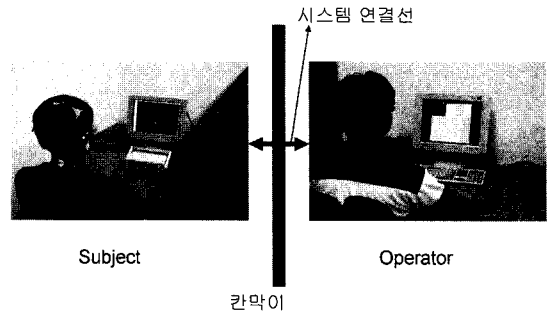


그림 2. 뇌파 측정 환경
Fig. 2. EEG measurement environment.

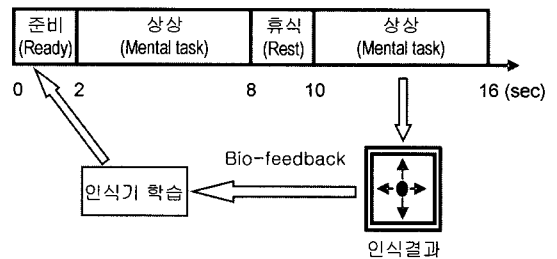


그림 3. 1회 테스트간의 측정 시간
Fig. 3. Timing of one trial test.

조작하여 피험자는 상상만을 하게 하였다. 한편, 측정 시간 조절을 통하여 눈 깜박임에 의한 EOG 신호와 같은 잡음 신호를 최소화 하는 등 안정된 상황에서 측정을 실시하였다^[10].

측정 시간은 1회 테스트마다 그림 3에서와 같이 전, 후 6초간의 mental task 사이에 2초간의 준비 시간을 두고 측정을 하였다.

연속적인 반복 실험을 위해서는 피험자에게 실험에 대한 명령을 주는 방법 또한 실험의 결과에 큰 영향을 주는 요소로 작용한다. 본 연구에서는 시각 자극을 이용한 다양한 명령 제시 방법에 대한 실험을 통해 피험자의 상상에 의해 발생하는 뇌파에 미치는 영향이 최소가 되는 명령 자극 종류와 제시 방법을 결정하였다. 한편, 연속적인 실험에서 피험자가 피곤함을 느끼게 되면 원하는 뇌파를 얻기가 어려워지기 때문에 피험자가 편안하게 느낄 수 있는 다음과 같은 자극 제시 방법을 최종적으로 적용하였다. 매회 측정 시 실험 시작 2초 동안은 mental task를 시작하기 위한 준비 시간임을 알리기 위해 그림 4(a)와 같은 준비 자극을 제시하였고, 연속된 두 번의 mental task 사이 2초간의 준비 시간에도 동일한 자극을 제시하였다. 한편, 6초간의 mental task 시간 동안 피험자에게 집중 상태를 요구할 때에는 그림 4(b)와 같은 집중 자극을 제시하고, 비집중 상태

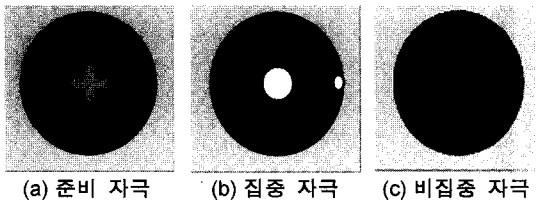


그림 4. 뇌파 측정시 자극

Fig. 4. Stimuli during measurement of EEG.

를 명령할 때에는 그림 4의 (c)와 같은 비집중 자극을 제시하였다.

측정된 신호는 EEG고유 신호 외에도 여러 가지의 잡음이 첨가되어 데이터의 손실을 가진 신호이다. 이러한 잡음들을 제거하는 방법으로 1 - 30 Hz 통과대역을 갖는 대역통과 필터를 사용하였다. 대역 통과 필터를 통과한 신호를 hanning window를 만들어 갑상현상을 막아주고 맥동의 문제점을 억제하여 FFT를 통한 각 주파수 영역에서의 값의 크기를 구하여 특징 벡터를 구성하였다.

이상의 반복 실험을 통해 피험자의 집중상태와 비집중 상태 시에 각 전극에서 구한 뇌파 신호의 특성을 분석한 결과, 좌우 손의 움직임 상상을 집중 상태의 mental task로 실험한 피험자의 경우 C3, C4에서 구한 뇌파 신호의 특성과 Fp1과 Fp2에서 구한 뇌파 신호의 특성을 비교하였다. 비교 결과 Fp1과 Fp2에서 구한 뇌파 신호가 C3, C4에서 구한 뇌파 신호에 비해 집중 상태와 비집중 상태 구분 특성이 뚜렷하였다. 또한 Fp1과 Fp2를 비교하면 두 전극 위치에서의 집중 상태와 비집중 상태의 구분 특성이 유사하게 나타났다. 그리고 혀, 발의 움직임 상상을 집중 상태의 mental task로 실험한 피험자의 경우에도 Cz, T4에서 구한 뇌파를 이용해서 집중상태와 비 집중상태를 구분하는데 있어 Fp1과 Fp2에 비해 낮은 성능을 보였다. 이 경우에도 Fp1과 Fp2는 유사한 성능을 보였다. 그런데, Fp1과 Fp2 두 전극을 모두 고려하는 것이 하나의 전극에서의 신호를 고려하는 것에 비해 더 나은 특성을 보여 주지 못했다. 그래서, 본 연구에서는 이상의 실험 결과를 토대로 최종적으로, 뇌파를 측정할 전극의 위치로 Fp1을 결정하고 Fp1에서 피험자의 집중 상태와 비 집중 상태의 뇌파 신호를 구하고 이를 인식기의 입력 신호로 이용하였다. 즉, Fp1 신호만을 집중 및 비 집중시의 인식기의 입력신호로 이용하였다.

2.2. 인식기 구성

제안한 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템의 전체 구성은

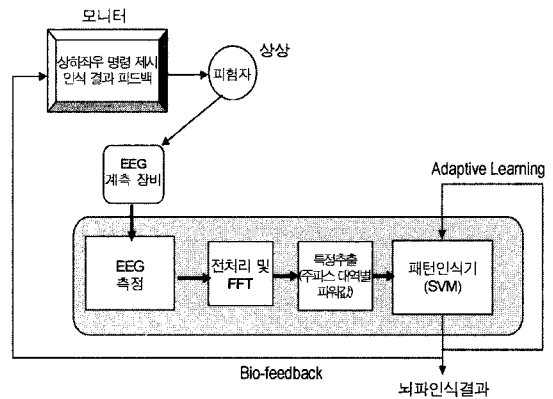


그림 5. 뇌-컴퓨터 인식시스템 구성

Fig. 5. Proposed brain-computer interface system.

그림 5와 같다. 피험자에게 컴퓨터 모니터를 통해 집중, 비집중 명령을 제시하면, 피험자는 명령 수행을 위해 미리 결정되어 있는 상상을 하게 된다. 피험자가 상상하는 동안 Fp1에서 측정된 뇌파는 전 처리로 6초간 128 Hz로 표본화된 신호를 128 point FFT를 수행하고 각 주파수 대역에서의 에너지 값으로 특징 벡터를 구성한다. 그런데 그림 6에서와 같이 피험자별로 주파수 영역에 따라 θ 영역(4 - 7 Hz)에서 가장 뚜렷하고 안정된 차이 특성을 보이는 피험자가 있는 반면, SMR영역(13 - 15 Hz)에서 차이 특성이 나타나는 피험자도 있다. 따라서, 실제 집중, 비집중 패턴 인식기의 입력으로는 피험자에 따라 각기 다르게 결정된 주파수 대역에서의 에너지 값으로 구성된 특징 벡터가 이용된다. SVM으로 구현된 패턴인식기는 이러한 특징 벡터를 입력으로 받아 측정된 뇌파를 집중, 비집중 2클래스로 분류하게 된다. 한편, 인식된 결과가 모니터를 통해 피험자에게 피드백 되어 피험자의 뇌가 원하는 뇌파를 발생시킬 수 있도록 하는 operant conditioning 방법을 적용하였고, 또한 인식 결과를 패턴 인식기에도 피드백 시켜 인식 결과가 패턴 인식기에 적용적으로 반영되도록 하는 기능을 갖는 on-line 실시간 형태의 인식기로 구현하였다.

SVM을 이용하여 구현한 2 클래스 인식기를 일정한 시간 간격을 두고 2회 연속 측정된 뇌파에 대해 집중, 비집중 인식 결과를 각각 구하고, 구해진 연속 인식 결과 쌍을 이용하여 4방향 인식기를 구현하였다. 집중, 비집중에 대한 2회 연속 측정은 앞에서 언급한 바와 같이 6초간 집중 또는 비집중, 2초간 휴식, 6초간 다시 집중 또는 비집중을 상상하게 하는 것을 1 trial로 하여 실험을 하였다. 표 1과 같이 2회 연속된 집중, 비집중 상상의 쌍으로 구성된 (집중, 집중), (집중, 비집중), (비

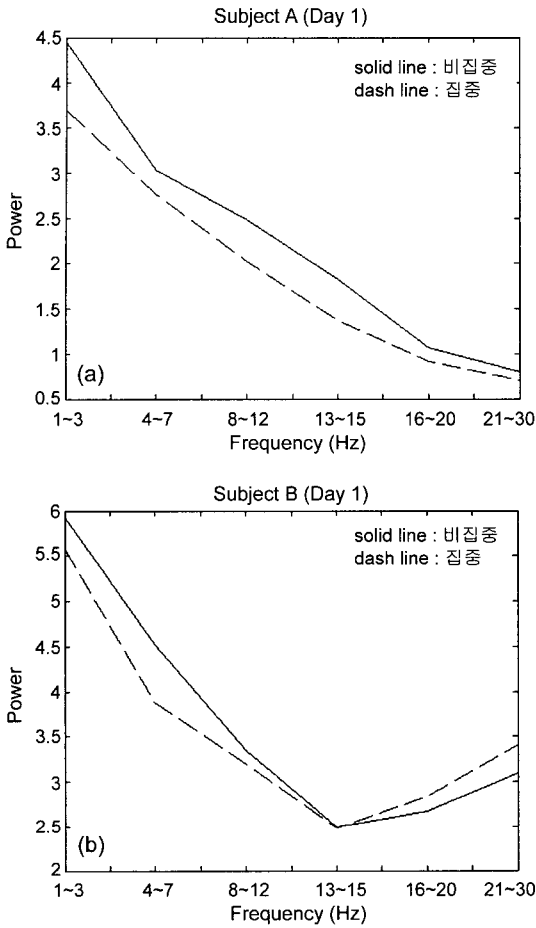


그림 6. 집중, 비집중시 Fp1 채널에서의 주파수 영역별 파워 값 비교
 Fig. 6. The comparison of band power in frequency domain at Fp1 channel during concentration status and non-concentration status.

집중, 집중), (비집중, 비집중) 등 4 가지 조합 패턴을 각각 상, 하, 좌, 우 상상으로 할당하였다.

이와 같이 집중, 비집중 상상의 2회 연속 적용을 이용한 time-multiplexing 기법을 통하여 4방향 인식기를 최종적으로 구성 하였다. 따라서, 그림 5의 패턴 인식기 블록의 내부 구성은 집중/비집중 인식 SVM이 두 번 연속 적용되고 각각의 인식 결과가 하나의 쌍으로 표현되어 최종적으로 상, 하, 좌, 우 방향에 대한 인식 결과를 출력하게 되는 것이다. 인식기에 적용된 SVM은 두 클래스에 속하는 가장 인접한 데이터들 간의 거리를 최대화하는 경계면을 구해주는 최적 알고리즘으로 최근에 패턴 인식 문제에 많이 적용되고 있다.

그런데, 초기에 SVM을 이용하여 구한 두 클래스의

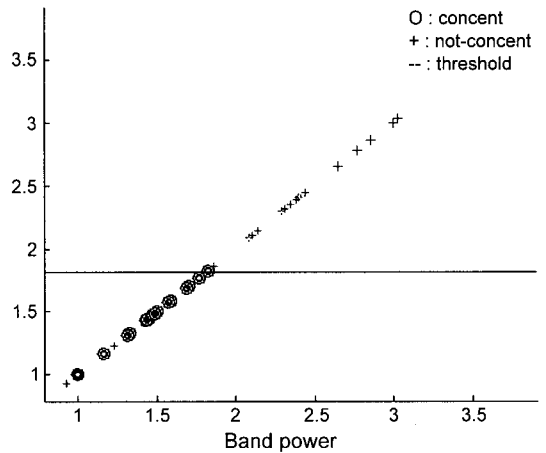


그림 7. SVM을 이용한 집중, 비집중 두 클래스의 분리
 Fig. 7. Discrimination between concentration status and non-concentration status using SVM.

표 1. 4 방향 제어 명령에 할당된 상상

Table 1. Consecutively paired mental task assignments for 4-class identification

Class	Mental task (1st Phase time)	Mental task (2nd Phase time)
Up	Concentration	Concentration
Down	Concentration	Nonconcentration
Left	Nonconcentration	Concentration
Right	Nonconcentration	Nonconcentration

최적 경계면은 다양한 실험 환경의 변화에 따른 뇌파 신호의 특성 변화에 따라, 두 클래스의 인식률이 낮아지는 결과를 갖는 특성을 보였다. 따라서 본 연구에서는 실험 초기에 구성된 인식기가 실시간 환경에 우수한 성능을 가질 수 있도록 하기 위해, 반복된 실험 측정 시 피험자의 측정 환경 변화에 따라 발생하는 뇌파 신호의 변이 특성이 실시간으로 인식기에 반영되도록 SVM으로 구한 초기 경계면 정보를 식(1)을 이용하여 보정하였다. 이러한 보정을 통해 실시간 환경에 적응적인 on-line 인식기를 구현할 수 있었다^[12]. 식(1)에서와 같이 $t+1$ 시간에서의 집중, 비집중 상태를 분류하는 경계면 정보 $T(t+1)$ 는 이전의 집중, 비집중 시 평균 파워값과 현재 측정된 데이터의 평균 파워 값의 차이에 대한 일정 비율을 반영하여 보정하게 된다. 식(1)에서 $T(t+1)$ 은 SVM으로 구한 2클래스에 대한 경계면 값을 나타내고, M_{con} , M_{not_con} 은 매 trial 마다 적응적으로 변화하는 집중, 비집중에 대한 평균 파워 값이다. 그리고, $\Delta\theta_{con}$ 은 집중시 연속된 두 측정에서의 평균 파워값의 차이를 나타내고, $\Delta\theta_{not_con}$ 은 비집중시 연속된

두 측정에서의 평균 파워값의 차이를 나타낸다.

$$T(t+1) = \frac{M_{con}(t+1) + M_{not,con}(t+1)}{2}$$

$$M_{con}(t+1) = M_{con}(t) + \eta \times \Delta\theta_{con} \quad \left(\eta = \frac{1}{40} \right) \quad (1)$$

$$M_{not,con}(t+1) = M_{not,con}(t) + \eta \times \Delta\theta_{not,con}$$

$$\Delta\theta_{con} = M_{con}(t) - M_{con}(t+1)$$

$$\Delta\theta_{not,con} = M_{not,con}(t) - M_{not,con}(t+1)$$

한편 많은 뇌파 연구에서 강조하고 있는 bio-feedback를 통한 피험자의 훈련도 동시에 수행하게 하였다. 피험자가 특정 방향과 관련된 상상을 했을 때 인식기에 의해 측정된 뇌파의 특성 분석결과가 상상한 방향과 관련된 것인지 아니면 다른 특성의 뇌파가 나온 것인지를 피험자에게 알려 주었다. 이를 통해 피험자는 다음 실험에서 bio-feedback 효과로 향상된 뇌파 특성을 나타내기 위해 피험자의 뇌가 스스로 훈련을 하게 되고 원하는 뇌파 특성에 점점 근접하도록 하였다.

3. 컴퓨터 모의실험

앞에서 언급한 바와 같이 실험은 모든 피험자들을 대상으로 우선적으로 각 피험자별로 Fp1, Fp2, C3, C4, Cz, T4의 위치에 전극을 부착하고 다양한 상상을 하게 하는 반복실험을 하였다. 이러한 실험을 통해, 피험자별로 본 연구에서 구분하고자 하는 집중 상태와 비집중 상태에 가장 뚜렷한 뇌파 특성을 보이는 전극의 위치, 주파수 대역, 그리고 상상의 종류 등에 대한 분석을 수행하였다. 혀, 발, 좌, 우 손의 움직임에 대한 상상을 하는 실험을 반복적으로 수행한 결과 피험자 A, C의 경우는 오른손의 움직임 상상시, 피험자 B의 경우는 발의 움직임을 상상할 때 다른 위치의 전극에서 보다 Fp1 위치에서 특정 주파수 대역에서의 파워 값이 비집중시 파워 값과 뚜렷한 차이를 보였다. 이런 특징을 바탕으로 피험자 A, C의 경우 오른손의 움직임, B의 경우 발의 움직임을 상상하게 하였고 비집중시는 아무 상상을 하지 않도록 하고 뇌파를 측정하였다. 이와 같이, 피험자별로 상이한 상상을 하게 하고, 상이한 주파수 대역에서의 파워 값을 SVM을 이용한 인식기의 입력으로 사용하여 최종적으로 인식결과를 출력하고, 이 결과를 다시 인식기와 피험자에게 피드백 시켜, 인식기와 피험자가 모두 원하는 인식 결과가 나오도록 하기 위한 학습 과정을 수행하게 하였다.

본 연구에서는 보다 우수한 인식 성능을 갖는 뇌-컴

표 2. 피험자별 4방향 인식 결과(40 trial 후 인식기 피드백 학습 방법-초기 실험 데이터)

Table 2. The recognition result of 4-direction per subject (initial experimental results using recognizer training after 40 trials)

Subject	Confusion matrix (%)				
	recognition target	Up	Down	Left	Right
A (60%)	Up	100	0	0	0
	Down	30	70	0	0
	Left	50	0	50	0
	Right	30	30	20	20
B (42.5%)	Up	70	0	30	0
	Down	60	30	10	0
	Left	50	0	50	0
	Right	40	30	10	20
C (32.5%)	Up	30	20	20	30
	Down	20	20	10	50
	Left	20	20	0	60
	Right	0	20	0	80

표 3. 피험자별 4방향 인식 결과(40 trial 후 인식기 피드백 학습 방법-반복 훈련 후 실험 데이터)

Table 3. The recognition result of 4-direction per subject (experimental results after repeat training)

Subject	Confusion matrix (%)				
	recognition target	Up	Down	Left	Right
A (87.5%)	Up	90	0	10	0
	Down	10	90	0	0
	Left	0	0	90	0
	Right	0	20	0	80
B (47.5%)	Up	70	10	20	0
	Down	50	50	0	0
	Left	50	0	50	0
	Right	20	50	10	20
C (40%)	Up	40	30	30	0
	Down	20	30	40	10
	Left	10	20	30	40
	Right	10	20	10	60

퓨터 인식 시스템의 구현과 성능 비교 목적으로 인식기의 인식 결과를 인식기의 피드백 정보로 언제 반영하는가와 반복 실험에 따른 피험자의 학습 효과를 고려하여 4가지 방법으로 실험을 수행하였다. 반복 실험을 통해 피험자 A, B, C에 대한 4방향 인식 결과는 표 2-5와 같다. 표 2, 3은 두 클래스를 분리하는 경계면의 임계 값을 40 trial을 테스트 한 후 off-line으로 보정해주는 방식으로 인식기를 구현한 경우의 실험 결과이다. 표 3의 결과는 표 2의 실험 후 몇 일간의 훈련을 반복

수행한 후의 결과이다. 그리고 표 4, 5는 매 trial마다 식(1)을 이용하여 임계 값을 보정하는 방식으로 구현된 인식기의 실험 결과이다. 표 5의 결과는 표 4의 실험 후 몇 일간의 훈련을 반복 수행한 후의 결과이다. 표 2와 표 3의 인식률과 표 4와 표 5의 인식률의 결과를 각각 비교해 보면 두 경우 모두 반복 수행을 통해 인식률의 향상이 나타나는 것을 보이고 있다.

한편, 표 2과 표 4의 인식률과 표 3과 표 5의 인식률 결과는 매 측정 시 뇌파의 특성을 인식기에 반영해주는 방법이 대체적으로 인식률이 높게 나타났다. 이러한 결과는 인식 결과에 대한 bio-feedback에 의한 피험자의 훈련 효과뿐만 아니라, 인식기도 실시간으로 인식률 향상을 위한 적응적 훈련 효과의 결과로 분석된다.

표 2-5의 결과에서와 같이 피험자에 따라 인식률에 상당한 차이를 보이고 있는데 이는 대부분의 뇌파 연구 결과에서와 같이 뇌파 특성이 분명한 사람과 그렇지 않은 사람이 있기 때문인 것으로 분석된다. 실험을 통해 피험자에 따라 뇌파의 특성 뿐만 아니라, 반복 실험을 통한 훈련 효과에 있어서도 짧은 시간에 훈련 효과를 보이는 피험자가 있는 반면, 장시간의 훈련에도 훈련 효과가 미비한 피험자도 있는 것으로 분석되었다. 이는 뇌파를 이용한 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템을 구현하는데 있어 각 피험자의 특성에 대한 정확한 분석과 고려가 무엇보다 중요한 요소로 작용할 수 있다는 것을 보이는 결과로 분석된다.

표 4. 피험자별 4방향 인식 결과(매 trial마다 인식기 학습 방법-초기 실험 데이터)

Table 4. The recognition result of 4-direction per subject (initial experimental results using recognizer update after every trial)

Subject	recognition target	Confusion matrix (%)			
		Up	Down	Left	Right
A (67.5%)	Up	100	0	0	0
	Down	30	70	0	0
	Left	30	0	70	0
	Right	20	30	20	30
B (47.5%)	Up	70	0	30	0
	Down	40	50	10	0
	Left	40	10	50	0
	Right	30	40	10	200
C (35%)	Up	70	20	10	0
	Down	60	20	20	0
	Left	40	20	40	0
	Right	40	0	50	10

표 5. 피험자별 4방향 인식 결과(매 trial마다 인식기 학습 방법-반복 훈련 후 실험 데이터)

Table 5. The recognition result of 4-direction per subject (experimental results after repeat training using recognizer update after every trial)

Subject	recognition target	Confusion matrix (%)			
		Up	Down	Left	Right
A (85%)	Up	80	0	20	0
	Down	10	90	0	0
	Left	10	0	90	0
	Right	0	20	0	80
B (55%)	Up	60	20	20	0
	Down	10	80	0	10
	Left	50	0	50	0
	Right	10	40	20	30
C (42.5%)	Up	70	20	10	0
	Down	50	30	20	0
	Left	20	20	50	10
	Right	40	0	40	20

4. 결 론

인간의 정신 활동에 따른 뇌파만으로 4방향의 움직임 제어가 가능한 뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템을 개발을 목적으로 뇌파를 이용하는 4방향 인식기를 구현하였다. 두피 부착용 EEG 센서를 이용하여 인간의 집중과 비집중시의 뇌 활동에 따른 뚜렷한 뇌파 신호의 차이를 이용하여 뇌파 인식 시스템을 개발하였다.

집중 상태와 비집중 상태에서 Fp1 전극에서 측정된 뇌파의 피험자별 특정 주파수 대역에서의 파워 값을 입력으로 하여 뇌파를 집중, 비집중 2클래스로 분류하는 패턴인식기를 SVM을 이용하여 구현하고, 이를 2회 연속 적용하는 time multiplexing 기법을 이용하여 최종적으로 4방향 인식기를 구현하였다. 구성된 인식기의 성능 향상을 위해 인식기의 인식 결과를 인식기에 피드백 시켜 패턴 인식기의 적응적인 학습이 가능하도록 하였고, 인식 결과를 피험자에게 피드백 시키는 bio-feedback을 이용하여 피험자의 훈련 효과도 갖도록 하였다. 피험자별로 인식 성능에 상당한 차이를 보이기 는 하였으나, 반복적인 인식기 및 피험자의 학습을 통하여 최고 87.5%라는 4방향 인식률을 얻을 수 있었다.

향후, 보다 다양한 mental task와 뇌파 특성과의 관계에 대한 연구를 통해 여러 사람들에게 일반적으로 적용될 수 있는 뇌-컴퓨터 인식 시스템 구현 연구가 향후 연구 과제이다.

Acknowledgment

본 논문은 KNURT와 (주)이머시스의 연구비 지원에 의해 수행되었음.

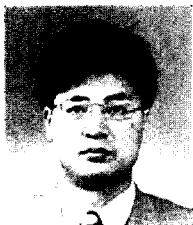
참고 문헌

- [1] Jonathan R. Wolpaw, Niels Birbaumer, and Dennis J. McFarland, "Brain-computer interfaces for communication and control", *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, pp. 767-791, 2002.
- [2] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, and T. M. Vaughan, "Brain-computer interface research at the Wadsworth Center", *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 224-226, 2000.
- [3] Janne Lehtonen, "EEG-based brain computer interfaces", preprinted.
- [4] G. Pfurtscheller, *et al.*, "Current trends in Graz brain-computer interface(BCI) research", *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 216-219, 2000.
- [5] Matthew Middendorf, Grant McMillan, Gloria Callhoun, and Keith S. Jones, "Brain-computer interfaces based on the steady-state visual evoked response", *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 211-214, 2000.
- [6] Mark Polak and Aleksandar Kostov, "Feature extraction in development of brain-computer interface: a case study", *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 20, no. 4, pp. 2508-2061, 1998.
- [7] J. A. Pineda, B. Z. Allison, and A. Vankov, "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300 based brain computer interface", *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 186-188, 2000.
- [8] A. Kostov and M. Polak, "Parallel man machine training in development of EEG-based cursor control", *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 203-205, 2000.
- [9] G. Pfurtscheller and C. Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication", *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123-1134, 2001.
- [10] 김대식, 최장욱, 뇌과 검사학, 고려의학, 2001.
- [11] A. C. Guyton, Text book of medical physiology 8th ed., W.B. Saunders Co., 1991.
- [12] Simon Haykin, Neural Networks, Prentice Hall, pp. 318-350, 1999.



배 일 한

- 1973년 9월 18일생
- 2001년 경북대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)
- 2004년 경북대학교 대학원 전자전기공학부 졸업(공학석사)
- 현 LG 전자 연구원
- 주관심분야 : Brain computer interface system, 패턴인식



이 민 호

- 1965년 12월 19일생
- 1988년 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
- 1995년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사, 박사)
- 1995년 9월 ~ 1998년 2월 한국해양대학교 전기공학과(전임강사, 조교수)
- 1998년 3월 ~ 2004년 3월 경북대학교 전자전기공학부/센서기술연구소(조교수)
- 2004년 4월 ~ 현재 경북대학교 전자전기공학부(부교수)
- 주관심분야 : 신경망, 지능정보처리시스템, Brain computer interface system, Biologically inspired intelligent system



반 상 우

- 1969년 10월 31일생
- 1992년 경북대학교 전자계산학과 졸업(이학사)
- 1995년 경북대학교 대학원 전자계산학과 졸업(이학석사)
- 1995년 3월 ~ 2001년 2월 경북대학교 센서기술연구소 연구원
- 현 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정
- 주관심분야 : 지능 시스템, Brain computer interface system, 신경망